

УДК 004.451.53

А.Л. СТОЛЯРЕВСКАЯ, канд. пед. наук, доц., Восточно-украинский филиал Международного Соломонова университета, Харьков,
Ю.А. КУЗНЕЦОВ, канд. техн. наук, доц., НПП "Хартрон-Аркос", Харьков

ПРИМЕНЕНИЕ ПАКЕТА R ПРИ АНАЛИЗЕ ДАННЫХ С ИНЕРЦИАЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ ДЛЯ МОНИТОРИНГА ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ЧЕЛОВЕКА

Рассмотрен пример статистической обработки базы данных, составленной для 30 субъектов, деятельность которых контролировалась с помощью инерциальных датчиков: акселерометров и гироскопов. При помощи пакета R построено правило классификации, позволяющее однозначно идентифицировать вид деятельности человека по сигналам инерциальных датчиков без привлечения видеоинформации. Ил.: 2. Табл.: 1. Библиогр.: 11 назв.

Ключевые слова: статистическая обработка, база данных, акселерометры, гироскопы, классификация, вид деятельности человека.

Постановка проблемы. Распознавание деятельности человека является важной областью систем искусственного интеллекта. Принято считать, что цель распознавания деятельности человека – это автоматизированный анализ (или интерпретация) событий из видеоданных [1 – 4]. Приложения автоматизированного анализа включают системы мониторинга, системы наблюдения за пациентами, а также ряд систем, которые включают взаимодействие между людьми и электронными устройствами, такими как интерфейс "человек-компьютер". Большинство из этих приложений требует распознавания высокоуровневой деятельности, которая часто состоит из нескольких простых (или атомных) действий человека. Мы будем рассматривать способ распознавания индивидуальной деятельности человека простого уровня.

Современные смартфоны обычно включают в себя трехкомпонентные акселерометр и гироскоп. Данные, записанные с этих датчиков, могут быть использованы для анализа движения телефона (и, что то же самое, для анализа движения человека, который его носит). Авторы работы [5] выполнили тысячи измерений на субъектах, имеющих подобный смартфон и выполняющих различные виды деятельности. Полученные данные стали доступными для широкого использования в

машинном обучении.

База данных активности человека [6] была составлена для 30 субъектов, осуществляющих деятельность с закрепленным на талии смартфоном Samsung Galaxy S II, который был снабжен встроенными инерциальными датчиками. Записывались три проекции линейных ускорений и три проекции угловых скоростей человека на оси связанного с ним правого ортогонального базиса OXYZ при постоянной частоте записи 50 Гц. Оси базиса OXYZ связаны с субъектом деятельности следующим образом: ось OX направлена по вертикали вверх, ось OY – по направлению движения вперед и ось OZ дополняет базис до правого. Эксперименты были записаны на видео для маркировки данных о деятельности субъекта. Сигналы датчиков обрабатывались с применением фильтров, а сигналы акселерометров разделялись на ускорение тела и гравитационную составляющую с использованием фильтра низких частот. Кроме того, вектор состояния субъекта дополнялся такими вычисляемыми параметрами, как максимальные, минимальные и средние значения ускорения и угловой скорости, значения углов между векторами главного ускорения и гравитационной составляющей, коэффициента корреляции между параметрами. Все измерения были нормализованы.

Вектор состояния, характеризующий деятельность субъекта, содержит 563 компоненты, включая признак, идентифицирующий деятельность, полученный по информации видеосъемки, и номер субъекта. Всего было записано 7352 состояния для 30 наблюдаемых субъектов. База данных содержит 7352 записи с 563 атрибутами в каждой записи.

В работе будем различать шесть видов (классов) деятельности человека: ходьба, ходьба вверх, ходьба вниз, сидение, стояние, лежание.

Постановка задачи состоит в следующем: выполнить анализ данных, полученных в результате эксперимента, и построить правило классификации, позволяющее только по сигналам инерциальных датчиков без привлечения видеoinформации однозначно идентифицировать виды деятельности субъекта.

Анализ литературы. Обработка результатов моделирования, натуральных экспериментов обычно связана с необходимостью проведения статистического анализа массивов данных большого объема. Для этого разработано достаточно много различных компьютерных пакетов, облегчающих процесс обработки данных и анализ полученных результатов. В работе был использован пакет *R* [7], ориентированный на статистическую обработку данных и работу с графикой. Пакет *R* является

свободной программной средой с открытым исходным кодом и развивается в рамках проекта GNU. Пакет *R* в настоящее время применяется в тех областях, где принято использовать коммерческие программы анализа данных Matlab и Octave. Он возник как свободный аналог среды S-PLUS, которая, в свою очередь, являлась коммерческой реализацией языка расчётов *S*. Язык *S* распространялся, в основном, в научной среде. В 1993 году пакет был полностью переписан и назван *R*. В пакете *R* реализована система написания дополнений (библиотек). Пакет *R* и его библиотеки хранятся в архиве CRAN [8]. Пакет *R* обеспечивает как первичный анализ данных, так и продвинутое математическое моделирование. Анализ данных заключается в выделении тех факторов из 563 атрибутов базы данных, которые наилучшим образом обеспечивают распознавание деятельности человека. Для этой цели используются иерархическая кластеризация [9], прогнозирование по построенному классификационному дереву [10] и метод опорных векторов [11].

Цель статьи – построить правило классификации данных, позволяющее однозначно идентифицировать вид деятельности человека, с использованием процедур библиотек пакета *R*.

Статистическое моделирование. В ходе моделирования реализована попытка предсказать деятельность человека по измерениям акселерометра и гироскопа с использованием различных видов деревьев классификации.

Сначала из множества данных были выделены два подмножества: обучающее и тестовое. Обучающее подмножество содержит данные наблюдений за субъектами 1, 3, 5, 6 и 7, а тестовое подмножество содержит данные наблюдений за субъектами 26 – 30.

Уровень ошибки в работе определяется как уровень ошибочной классификации, который равен отношению числа неверно классифицированных наблюдений к общему числу наблюдений, используемых в прогнозе.

В результате определения максимально влияющего фактора для каждого вида деятельности были выявлены следующие наиболее информативные факторы: минимальное значение проекции ускорения на ось OZ "tBodyAcc-min()-Z" для класса "ходьба"; авторегрессионный коэффициент евклидовой нормы угловой скорости субъекта "tBodyGyroMag-arCoeff()1" для класса "стояние"; среднеквадратическое отклонение проекции ускорения на ось OZ "tBodyAcc-std()-Z" для классов "ходьба вниз", "ходьба вверх"; авторегрессионный коэффициент

проекции гравитационного ускорения на ось ОХ "tGravityAcc-arCoeff()-X1" для классов "лежание", "сидение".

Эти факторы были использованы для построения классификационного дерева. Ошибка, соответствующая классификации по этому дереву, оказалась достаточно высокой (0,3697).

После дополнительного анализа атрибутов базы данных был получен другой вид классификационной модели. Дерево классификации приведено на рис. 1.

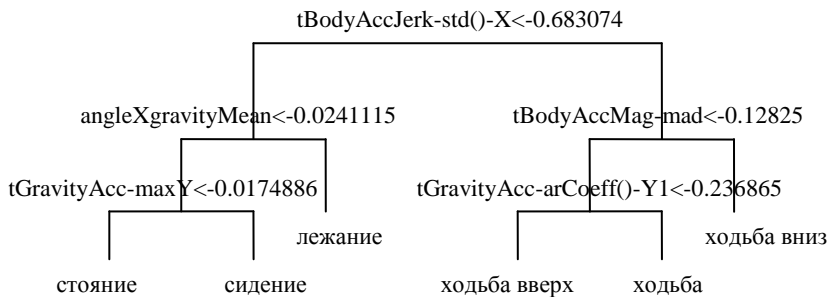


Рис. 1. Дерево классификации

Анализ рис. 1 показывает, что высокая частота всплесков ускорений по оси ОХ (fBodyAccJerk-std()-X) соответствует ходьбе субъекта, низкая частота – состоянию покоя (стояние, сидение, лежание). Угол между осью ОХ и гравитационной составляющей (angleXgravityMean) позволяет разделить лежание и вертикальное положение, а максимальное значение проекции гравитационного ускорения на ось ОУ позволяет идентифицировать стояние и сидение (tGravityAcc-maxY). Ходьба хорошо классифицируется величиной евклидовой нормы ускорения субъекта (fBodyAccMag-mad): при движении вниз эта величина больше, чем при движении в горизонтальной плоскости и, тем более, при движении вверх. Данные движения разделяются путем анализа авторегрессионного коэффициента проекции гравитационного ускорения на ось ОУ (tGravityAcc-arCoeff()-Y1).

На рис. 2 показано разделение данных на классы по тестовому подмножеству.

Анализ результатов. По обучающим и тестовым данным были получены результаты разделения на классы с использованием

классификационных деревьев. Ошибки классификации в обоих случаях в среднем составили 0,12.

С целью улучшения точности классификации использовался метод опорных векторов.

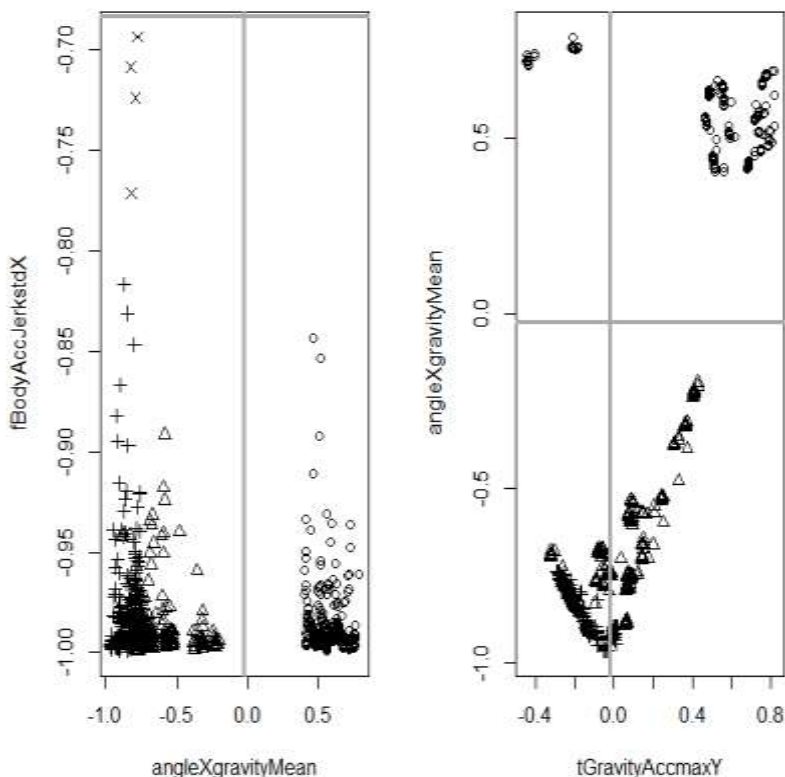


Рис. 2. Результаты классификации данных по тестовому подмножеству:
Δ – сидение; o – лежание; + – стояние; × – ходьба

В табл. 1 и 2 приведены результаты классификации с использованием метода опорных векторов по обучающему и тестовому множествам.

Применение метода опорных векторов позволило существенно повысить точность классификации: до 99,1% и 99,8% для обучающего и тестового подмножеств, соответственно.

Таблица 1

Результаты по обучающему множеству

Деятельн.	Лежание	Сидение	Стояние	Ходьба	Ходьба вниз	Ходьба вверх	Ошибка
Лежание	273	0	0	0	0	0	0,0000
Сидение	0	233	2	0	0	0	0,0085
Стояние	0	13	278	0	0	0	0,0447
Ходьба	0	0	0	323	0	0	0,0000
Ходьба вниз	0	0	0	0	240	0	0,0000
Ходьба вверх	0	0	0	0	0	261	0,0000

Таблица 2

Результаты по тестовому множеству

Деятельн.	Лежание	Сидение	Стояние	Ходьба	Ходьба вниз	Ходьба вверх	Ошибка
Лежание	335	0	0	0	0	0	0,0000
Сидение	0	274	1	0	0	0	0,0036
Стояние	0	3	282	0	0	0	0,0105
Ходьба	0	0	0	260	0	0	0,0000
Ходьба вниз	0	0	0	0	225	0	0,0000
Ходьба вверх	0	0	0	0	0	243	0,0000

Выводы. Результаты моделирования, проведенного при помощи процедур библиотек пакета *R*, показывают, что, применяя такие инструменты статистического анализа данных, как иерархическая кластеризация, классификационные деревья и метод опорных векторов, можно построить формальное правило классификации, позволяющее по информации с инерциальных датчиков (без использования видеоинформации) достаточно строго идентифицировать вид деятельности человека. Правило основано на выявленной связи между видом деятельности человека и отдельными атрибутами данных. Точность классификации при использовании классификационных деревьев составляет 90%. Применение метода опорных векторов позволило приблизиться к 100% точности.

Результаты работы могут быть использованы для идентификации видов деятельности человека, когда дистанционный мониторинг с традиционным использованием различных оптических устройств наблюдения затруннен.

Список литературы: 1. Aggarwal J.K. Tutorial on Human Activity Recognition – Frontiers of Human Activity Analysis. – 2011 [Электронный ресурс] / J.K. Aggarwal, S. Michael, R. Kitani, K. Kitani // Режим доступа: <http://cvrc.ece.utexas.edu/mryoo/cvpr2011tutorial>. 2. ICPR – HARL 2012 Human activities recognition and localization competition [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://liris.cnrs.fr/harl2012>. 3. Laptev I. Human Action Recognition INRIA. Ecole Normale Supérieure, Paris, France INRIA Computer Vision and Machine Learning Summer School Grenoble, July 26-30, 2010 [Электронный ресурс] / I. Laptev // Режим доступа: http://www.di.ens.fr/willow/events/cvml2010/materials/INRIA_summer_school_2010_Ivan.pdf. 4. Liu H. Perceptual Computing, Intel Rogerio Feris, IBM T.J. Watson Research Center Ming-Ting Sun, University of Washington 6/21/2012 Benchmarking Human Activity Recognition CVPR2012 2011 [Электронный ресурс] / H. Liu // Режим доступа: <http://www.vap.aau.dk/cvpr2012/pdf/Liu.pdf>. 5. Anguita D. Human Activity Recognition on Smartphones using a Multiclass Hardware-Friendly Support Vector Machine. (IWAAL 2012). Pages 216-223, Springer-Verlag Berlin, 2012 [Электронный ресурс] / D. Anguita, A. Ghio, L. Oneto, X. Parra, J. Reyes-Ortiz // Режим доступа: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2437888>. 6. UCI Machine Learning Repository. Center for Machine Learning and Intelligent Systems, 2012 [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Human+Activity+Recognition+Using+Smartphones>. 7. The R Project for Statistical Computing, 1993 [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://www.r-project.org>. 8. CRAN Comprehensive R Archive Network, 2013 [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://cran.r-project.org>. 9. R documentation. Hierarchical Clustering, 2013 [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://stat.ethz.ch/R-manual/R-patched/library/stats/html/hclust.html>. 10. R documentation. Predictions from a Fitted Tree Object, 2013 [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://rss.acs.unt.edu/Rdoc/library/tree/html/predict.tree.html>. 11. SVM-Tutorial using R (e1071-package), 2012 [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://planatscher.net/svmtut/svmtut.html>.

Поступила в редакцию 20.03.2013

После доработки 29.04.2013

Статью представил д-р техн. наук, проф. НТУ "ХПИ" Бреславский Д.В.

УДК 004.451.53

Застосування пакету R при аналізі даних з інерціальних датчиків для моніторингу діяльності людини / Столяревська А.Л., Кузнецов Ю.О. // Вісник НТУ "ХПИ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПИ". – 2013. – № 39 (1012). – С. 169 – 176.

Розглянуто приклад статистичної обробки бази даних, складеної для 30 суб'єктів, діяльність яких контролювалася за допомогою інерціальних датчиків: акселерометрів і гіроскопів. За допомогою пакета R побудовано правило класифікації, що дозволяє однозначно ідентифікувати вид діяльності людини за сигналами інерціальних датчиків без залучення відеоінформації. Іл.: 2. Табл.: 2. Бібліогр.: 11 назв.

Ключові слова: статистична обробка, база даних, акселерометри, гіроскопи, класифікація, вид діяльності людини.

UDC 004.451.53

Using the *R* package in the analysis of data from the inertial sensors for the monitoring of human activity / Stolyarevska A., Kuznyetsov Y. // Herald of the National Technical University "KhPI". Subject issue: Information Science and Modelling. – Kharkov: NTU "KhPI". – 2013. – № 39 (1012). – P. 169 – 176.

An example of the statistical analysis of the database, made up from 30 subjects, whose activities had being monitored by the inertial sensors: accelerometers and gyroscopes, is considered. The classification rule that allows unique identification of human activities on the signals of inertial sensors without using video was constructed by using R-package. Figs.: 2. Tabl.: 2. Refs.: 11 titles.

Keywords: statistical analysis, database, accelerometers, gyroscopes, classification, human activity.